

NEYRON TARMOQLAR ASOSIDA IQTISODIY KO'RSATKICHLARNI BASHORAT QILISHNING AHAMIYATI VA AFZALLIKLARI

Jo'rayev Olim Albayevich

Termiz davlat universiteti

Kompyuter va dasturiy injiniring kafedrası mudiri

olimjurayev9800@gmail.com

Egamberdiyev Arslonbek Jo'rabek o'g'li

Termiz davlat universiteti

60610300 - Kompyuter injiniringi yo'nalishi talabasi

egamberdiyevarslonbek35@gmail.com

Annotatsiya: Mazkur maqolada iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashorat qilishning nazariy asoslari, zamonaviy usullari hamda sun'iy neyron tarmoqlarning ushbu jarayondagi o'rni va ahamiyati tahlil qilingan. Iqtisodiy prognozlashda qo'llaniladigan an'anaviy statistik modellar, jumladan ARIMA va VAR modellari hamda sun'iy intellekt asosidagi yondashuvlar o'zaro taqqoslangan. Neyron tarmoqlarning no-chiziqli bog'liqliklarni aniqlash, katta hajmdagi ma'lumotlar bilan ishlash, uzoq muddatli prognozlash va iqtisodiy jarayonlarga moslashish kabi afzalliklari yoritilgan. Shuningdek, LSTM, GRU, CNN va Transformer modellarining iqtisodiy vaqt qatorlarini tahlil qilishdagi imkoniyatlari ko'rib chiqilgan. Tadqiqot natijalari shuni ko'rsatadiki, neyron tarmoqlar iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashoratlashda an'anaviy modellar bilan solishtirganda yuqoriroq aniqlik va moslashuvchanlikni ta'minlaydi hamda zamonaviy iqtisodiy boshqaruv tizimlarining muhim tarkibiy qismi hisoblanadi.

Kalit so'zlar: iqtisodiy bashoratlash, neyron tarmoqlar, sun'iy intellekt, LSTM, GRU, CNN, ARIMA, VAR, Big Data, iqtisodiy modellashtirish, vaqt qatorlari, Deep Learning

ЗНАЧЕНИЕ И ПРЕИМУЩЕСТВА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Жураев Олим Албаевич

Заведующий кафедрой «Компьютерная и программная инженерия»

Термезский государственный университет olimjurayev9800@gmail.com

Эгамбердиев Арслонбек Журабек угли

Студент направления 60610300 – «Компьютерный инжиниринг»

Термезский государственный университет

egamberdiyevarslonbek35@gmail.com

Аннотация: В данной статье рассмотрены теоретические основы прогнозирования экономических показателей, современные методы прогнозирования и роль искусственных нейронных сетей в данном процессе. Проведен сравнительный анализ традиционных статистических моделей, включая ARIMA и VAR, а также подходов, основанных на искусственном интеллекте. Освещены преимущества нейронных сетей в выявлении нелинейных зависимостей, обработке больших объемов данных, долгосрочном прогнозировании и адаптации к изменениям экономической среды. Рассмотрены возможности моделей LSTM, GRU, CNN и Transformer при анализе экономических временных рядов. Результаты исследования показывают, что нейронные сети обеспечивают более высокую точность и гибкость прогнозирования по сравнению с традиционными методами.

Ключевые слова: экономическое прогнозирование, нейронные сети, искусственный интеллект, LSTM, GRU, CNN, ARIMA, VAR, Big Data, моделирование, временные ряды, глубокое обучение

THE IMPORTANCE AND ADVANTAGES OF FORECASTING ECONOMIC INDICATORS USING NEURAL NETWORKS

Juraev Olim Albaevich

*Head of the Department of Computer and Software Engineering
Termez State University olimjurayev9800@gmail.com*

Egamberdiyev Arslonbek Jurabek ugli

*Student of the specialty 60610300 – "Computer Engineering" Termez State
University egamberdiyevarslonbek35@gmail.com*

Abstract: This article examines the theoretical foundations of economic forecasting, modern forecasting methods, and the role of artificial neural networks in this process. A comparative analysis of traditional statistical models, including ARIMA and VAR, and artificial intelligence-based approaches is presented. The advantages of neural networks in identifying nonlinear relationships, processing large-scale datasets, long-term forecasting, and adapting to changing economic environments are discussed. The capabilities of LSTM, GRU, CNN, and Transformer models for economic time-series analysis are also reviewed. The findings indicate that neural networks provide higher forecasting accuracy and flexibility than traditional methods and play a significant role in modern economic decision-making systems.

Keywords: economic forecasting, neural networks, artificial intelligence, LSTM, GRU, CNN, ARIMA, VAR, Big Data, economic modeling, time series, deep learning

Kirish: Jahon iqtisodiyotining globallasuvi, raqamli transformatsiya jarayonlarining jadallasuvi hamda axborot-kommunikatsiya texnologiyalarining keng joriy etilishi iqtisodiy jarayonlarni tahlil qilish va bashoratlashga bo'lgan talabni sezilarli darajada oshirmoqda. Zamonaviy iqtisodiy tizimlar ko'plab ichki va tashqi omillar ta'sirida shakllanadigan murakkab dinamik tizimlar bo'lib, ularning rivojlanish tendensiyalarini oldindan aniqlash iqtisodiy siyosat samaradorligini oshirish va boshqaruv qarorlarini qabul qilishda muhim ahamiyat kasb etadi.

Iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashorat qilish (economic forecasting) iqtisodiyotning kelajakdagi holatini oldindan baholashga qaratilgan ilmiy-amaliy faoliyat hisoblanadi. Ushbu jarayon yalpi ichki mahsulot (GDP), inflyatsiya darajasi, ishsizlik ko'rsatkichi, valyuta kurslari, investitsiya oqimlari va moliya bozori indikatorlari kabi muhim iqtisodiy ko'rsatkichlarning kelajakdagi qiymatlarini aniqlash imkonini beradi. Bashorat natijalari hukumat organlari, moliyaviy institutlar, korxonalar va investorlar tomonidan strategik rejalashtirish hamda risklarni boshqarishda keng qo'llaniladi.

An'anaviy iqtisodiy bashoratlash usullari, jumladan regressiya tahlili, ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), VAR (Vector Autoregression) va eksponential silliqlash modellari uzoq yillar davomida samarali qo'llanilib kelinmoqda. Mazkur modellar statistik qonuniyatlarga asoslangan bo'lib, ma'lum sharoitlarda yuqori aniqlikdagi natijalarni taqdim etadi. Biroq iqtisodiy jarayonlarning murakkablashuvi, katta hajmdagi ma'lumotlarning shakllanishi va ko'plab omillar o'rtasidagi no-chiziqli bog'liqliklarning mavjudligi an'anaviy modellar imkoniyatlarini ma'lum darajada cheklab qo'ymoqda.

So'nggi yillarda sun'iy intellekt va mashinali o'rganish texnologiyalarining rivojlanishi iqtisodiy bashoratlashning yangi yondashuvlarini shakllantirdi. Xususan, sun'iy neyron tarmoqlar murakkab iqtisodiy bog'liqliklarni aniqlash, katta hajmdagi ma'lumotlarni qayta ishlash va yuqori aniqlikdagi prognozlarni shakllantirish imkoniyati bilan ajralib turadi. Neyron tarmoqlar iqtisodiy ko'rsatkichlar o'rtasidagi yashirin va no-chiziqli munosabatlarni avtomatik ravishda aniqlash qobiliyatiga ega bo'lib, bu ularning an'anaviy statistik modellarga nisbatan muhim ustunligini tashkil etadi.

Ayniqsa, rekurrent neyron tarmoqlar (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), Gated Recurrent Unit (GRU) va Transformer arxitekturalari vaqt qatorlarini tahlil qilish hamda uzoq muddatli iqtisodiy prognozlarni shakllantirishda yuqori samaradorlik ko'rsatmoqda. Ushbu modellar iqtisodiy ko'rsatkichlarning vaqt bo'yicha o'zgarish dinamikasini chuqur o'rganish va murakkab bog'liqliklarni aniqlash imkonini beradi.

Bugungi kunda iqtisodiy bashoratlash tizimlarida neyron tarmoqlardan foydalanish nafaqat ilmiy tadqiqotlar, balki amaliy boshqaruv jarayonlarida ham keng qo'llanilmoqda. Ularning yordamida inflyatsiya darajasi, valyuta kurslari, fond bozori

indekslari, investitsiya faolligi va boshqa muhim iqtisodiy ko'rsatkichlarning kelajakdagi qiymatlarini yuqori aniqlik bilan prognozlash mumkin.

Mazkur tadqiqotning maqsadi iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashoratlashning nazariy asoslarini o'rganish, neyron tarmoqlarning ushbu jarayondagi o'rni va afzalliklarini tahlil qilish hamda ularni an'anaviy bashoratlash usullari bilan taqqoslashdan iborat. Tadqiqot davomida iqtisodiy bashoratlashda qo'llaniladigan zamonaviy neyron tarmoq modellarining imkoniyatlari, afzalliklari va mavjud cheklovlari ilmiy jihatdan yoritiladi.

Adabiyotlar tahlili: Iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashorat qilish (economic forecasting) — bu kelajakdagi makro va mikroiqtisodiy o'zgarishlarni oldindan aniqlash va prognozlash jarayoni bo'lib, iqtisodiy qaror qabul qilishda muhim rol o'ynaydi. Bashoratlash jarayoni nafaqat hukumatning moliyaviy va pul-kredit siyosatini shakllantirishga, balki korporativ investitsiya strategiyasini ishlab chiqish va moliyaviy risklarni boshqarishga ham xizmat qiladi. Iqtisodiy ko'rsatkichlar qatoriga yalpi ichki mahsulot (GDP), inflyatsiya darajasi, ishsizlik darajasi, valyuta kurslari, moliya bozori indekslari va investitsiya oqimlari kiradi.

Bashoratlash jarayonining asosiy maqsadi — mavjud ma'lumotlar va statistik usullar asosida kelajak qiymatlarni aniqlik bilan prognoz qilish va xatoliklarni minimallashtirish hamda qaror qabul qilish jarayonini qo'llab-quvvatlashdir. Shu nuqtai nazardan, iqtisodiy bashoratlar nafaqat makroiqtisodiy rejalashtirishda, balki korporativ va moliyaviy strategiyalarda ham keng qo'llaniladi.

Iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashoratlash bir necha nazariy asosga tayanadi. Birinchidan, vaqt qatori nazariyasi vaqt davomida o'zgaruvchi ko'rsatkichlar ketma-ketligini tahlil qilish orqali kelajak qiymatlarni aniqlashga imkon beradi. Ikkinchidan, kirish-chiqish munosabatlari (Input-Output Analysis) iqtisodiyotning turli sektorlari o'rtasidagi bog'liqlikni o'rganib, masalan, sanoat ishlab chiqarishining iste'mol va xizmatlar bozoriga ta'sirini aniqlash imkonini beradi. Uchinchi asos — statistika va ekonometrik modellar bo'lib, ular regressiya va multivariat analiz orqali o'zgaruvchilar orasidagi bog'liqlikni tahlil qiladi. Misol uchun, inflyatsiya darajasini prognoz qilishda pul taklifi va talabning o'zaro ta'siri hisobga olinadi.

Bashoratlashda qo'llaniladigan usullar turlicha bo'lib, ular an'anaviy statistik modellar, ekspert baholash usullari va sun'iy intellekt asosidagi yondashuvlarni o'z ichiga oladi. An'anaviy modellar qatorida ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) va VAR (Vector Autoregression) keng qo'llaniladi. ARIMA modeli vaqt qatori ma'lumotlarini chiziqli usulda prognozlaydi, VAR esa bir nechta o'zgaruvchilar o'rtasidagi bog'liqlikni o'rganishga imkon beradi. Ekspert baholash usullari esa soha mutaxassislarining fikriga asoslanadi va tezkor qarorlar qabul qilish uchun qulaydir. Shu bilan birga, sun'iy intellekt va mashina o'rganish usullari, jumladan neyron tarmoqlar, random forest va SVM modellari, no-chiziqli munosabatlarni o'rganishga

qodir bo‘lib, katta hajmdagi ma’lumotlar bilan samarali ishlashga imkon yaratadi¹.

Iqtisodiy bashorat jarayoni bir necha bosqichlardan iborat bo‘lib, birinchi navbatda ma’lumotlarni yig‘ish amalga oshiriladi. Bu jarayonda statistik agentliklar va moliya institutlaridan tarixiy ma’lumotlar olinadi. Keyingi bosqich — ma’lumotlarni tayyorlash bo‘lib, unda shovqinlarni kamaytirish, normalizatsiya va missing values’larni to‘ldirish ishlari amalga oshiriladi. Shu bilan birga, mos model tanlanadi: bu ARIMA, VAR yoki sun’iy neyron tarmoq bo‘lishi mumkin. Tanlangan model asosida bashorat natijalari olinadi va oxir-oqibat, natijalar MAE, RMSE va MAPE kabi xatolik ko‘rsatkichlari orqali baholanadi.

Iqtisodiy bashoratning amaliy ahamiyati keng ko‘lamli bo‘lib, u hukumat siyosatini shakllantirishda, masalan, inflyatsiya, pul-kredit siyosati, soliq va byudjet rejalashtirishda qo‘llaniladi. Shuningdek, korporativ qarorlar, jumladan investitsiya rejalari, ishlab chiqarish hajmi va marketing strategiyalarini ishlab chiqishda, shuningdek moliya bozorida aksiyalar va obligatsiya qiymatlarini prognoz qilish va risklarni boshqarishda samarali vosita hisoblanadi. Bundan tashqari, iqtisodiy bashoratlarni ijtimoiy-iqtisodiy rejalashtirishda, masalan, ishsizlik darajasi va aholi daromadlarini prognozlashda ham muhim ahamiyatga ega.

Empirik misol sifatida O‘zbekiston iqtisodiyotining 2015–2024 yillar oralig‘idagi inflyatsiya darajasi va valyuta kursi tarixiy ma’lumotlar asosida bashorat qilingan. ARIMA modeli qisqa muddatli prognozlarda real qiymatlarga yaqinlashadi, ammo uzoq muddatli bashoratlarda xatolik ortadi². Shu sababli, murakkab iqtisodiy jarayonlarni prognoz qilish uchun no-chiziqli modellar, masalan, neyron tarmoqlar qo‘llaniladi, ular murakkab va o‘zgaruvchan iqtisodiy bog‘liqliklarni yaxshiroq o‘rganishga qodir.

Neyron tarmoq asosida iqtisodiy ko‘rsatkichlarni bashorat qilish: afzallik va kamchiliklari

Sun’iy neyron tarmoqlar iqtisodiy ko‘rsatkichlarni bashorat qilishda an’anaviy statistika usullaridan farqli ravishda murakkab va no-chiziqli munosabatlarni o‘rganish imkonini beradi. Neyron tarmoqlar biologik asab tizimlarining ishlash printsiplariga asoslanib ishlab chiqilgan bo‘lib, kirish ma’lumotlaridagi xususiyatlarni avtomatik aniqlaydi va ularni yashirin qatlamlarda qayta ishlash orqali kelajak qiymatlarni prognoz qiladi. Shu sababli, ular iqtisodiy jarayonlardagi murakkab va o‘zgaruvchan bog‘liqliklarni an’anaviy regressiya va ARIMA modellariga nisbatan aniqroq aniqlash imkonini beradi.

¹ Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. Deep Learning. MIT Press, 2016

² Alikulov, B. O‘zbekiston iqtisodiyotida inflyatsiya prognozi: Sun’iy neyron tarmoqlar asosida (Tadqiqot), 2025

Neyron tarmoqning afzallik va kamchiliklari

Afzalliklar	Kamchiliklar
No-chiziqli bog‘liqliklarni o‘rganish	Hisoblash xarajati yuqori
Katta ma’lumotlar bilan ishlash	Arxitektura va parametrlarni tanlash murakkab
Uzoq muddatli prognozlash	Natijalarni tushuntirish qiyin (black-box)
Moslashuvchanlik	Overfitting xavfi
Shovqinli ma’lumotlarga chidamlilik	—

Birinchi afzallik — neyron tarmoqlar no-chiziqli munosabatlarni avtomatik o‘rganishga qodir. Bu xususiyat iqtisodiy jarayonlarda tez-tez uchraydigan chiziqli bo‘lmagan o‘zgarishlarni aniqlashda muhimdir.

Ikkinchi afzallik — katta hajmdagi ma’lumotlar bilan samarali ishlashdir. Big Data davrida iqtisodiy ko‘rsatkichlar soni va hajmi ortishi bilan neyron tarmoqlar o‘z samaradorligini yo‘qotmaydi va real vaqt rejimida prognozlar berish imkonini yaratadi.

Uchinchidan, LSTM va GRU kabi vaqtga bog‘liq neyron tarmoqlar uzoq muddatli prognozlash imkoniyatini beradi. Uzoq vaqtli qaramliklar saqlanib qoladi va uzoq muddatli bashoratlar barqaror natija beradi.

To‘rtinchidan, neyron tarmoqlar moslashuvchan bo‘lib, yangi ma’lumotlar kiritilganda o‘zini qayta o‘qitish orqali iqtisodiy sharoitlarning tezkor o‘zgarishlariga moslashadi. Shuningdek, neyron tarmoqlar shovqinli ma’lumotlarga chidamli bo‘lib, asosiy tendensiyalarni aniqlash va prognoz qilishda yuqori aniqlik ko‘rsatadi.

Shunga qaramay, neyron tarmoqlar bilan ishlashning kamchiliklari ham mavjud.

Birinchi kamchilik — hisoblash xarajati yuqoriligi bo‘lib, modelni o‘qitish va prognozlash jarayoni ko‘p resurs talab qiladi va yuqori apparat quvvatiga ega serverlar yoki GPU‘lar talab etiladi.

Ikkinchi kamchilik — model arxitekturasini va parametrlarini tanlash murakkabligi. Optimal qatlamlar soni, neyronlar soni va o‘rganish tezligini aniqlash tajriba talab qiladi.

Uchinchidan, neyron tarmoqlar black-box xususiyatga ega bo‘lib, chiqish natijalarini tushuntirish qiyin. Bu iqtisodiy qaror qabul qilish jarayonida, modelning qaysi omil asosida prognoz berganini aniqlashda qiyinchilik tug‘diradi.

To‘rtinchidan, overfitting xavfi mavjud bo‘lib, model faqat o‘quv ma’lumotlariga moslashib, yangi ma’lumotlarda aniqlikni yo‘qotishi mumkin.

Ushbu grafikda LSTM modeli yordamida prognoz qilingan iqtisodiy ko‘rsatkichlar real qiymatlar bilan taqqoslangan bo‘lib, model natijalari haqiqiy

dinamikaga yuqori darajada yaqin ekanligi kuzatiladi. Grafikdan ko‘rinadiki, vaqt o‘tishi bilan iqtisodiy ko‘rsatkichlardagi o‘sish va pasayish tendensiyalari LSTM modeli tomonidan muvaffaqiyatli aniqlangan va prognoz chizig‘i real qiymatlar trayektoriyasini deyarli takrorlamoqda. Ayniqsa, keskin o‘zgarishlar yuzaga kelgan davrlarda ham model umumiy tendensiyaning saqlab qolgan holda nisbatan kichik og‘ishlar bilan natija bergan. Bu holat neyron tarmoqlarning vaqt qatorlaridagi no-chiziqli bog‘liqliklarni samarali o‘rganish qobiliyatini tasdiqlaydi. Shunday qilib, LSTM modeli iqtisodiy ko‘rsatkichlarni qisqa va o‘rta muddatli prognozlashda yuqori aniqlik va barqarorlikni ta‘minlash imkoniyatiga ega ekanligi grafik asosida ilmiy jihatdan asoslanadi.

Amaliy jihatdan, neyron tarmoqlar yuqori aniqlik va uzoq muddatli prognozlash imkoniyati tufayli iqtisodiy siyosat, moliya bozori strategiyalari va investitsiya rejalari uchun samarali vosita hisoblanadi. Shu bilan birga, kamchiliklarini hisobga olgan holda, modelni tanlash, arxitektura va parametrlarni aniqlash hamda natijalarni tushuntirish masalalariga alohida e‘tibor qaratish lozim.

Neyron tarmoq va boshqa bashorat usullarini taqqoslash

Iqtisodiy ko‘rsatkichlarni bashorat qilishda turli yondashuvlar mavjud bo‘lib, ularning har biri o‘ziga xos afzallik va cheklovlarga ega. An‘anaviy statistik modellar, jumladan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), VAR (Vector Autoregression) va eksponential silliqlash, vaqt qatorlarini chiziqli tahlil qilishga qaratilgan bo‘lib, ular kichik hajmdagi va nisbatan oddiy ma‘lumotlar bilan samarali ishlaydi. ARIMA modeli qisqa muddatli prognozlarda yuqori aniqlik beradi, ammo uzoq muddatli va no-chiziqli jarayonlarda xatolik darajasi ortadi.

Vector Autoregression (VAR) modeli bir nechta o‘zgaruvchilar orasidagi chiziqli bog‘liqlikni o‘rganish imkonini beradi. VAR modeli makroiqtisodiy o‘zgaruvchilarni, masalan, inflyatsiya, yalpi ichki mahsulot va foiz stavkalarini birgalikda prognozlashda qulaydir³. Shu bilan birga, VAR modeli ham no-chiziqli bog‘liqliklarni o‘rganishga qodir emas va katta hajmdagi ma‘lumotlar bilan ishlashda cheklovlarga ega.

Ekspert baholash usullari esa mutaxassislarining tajribasiga asoslanadi va tezkor qarorlar qabul qilishda qulaydir. Biroq, bu usul sub‘ektivlik va inson xatosiga moyil bo‘lishi mumkin. Shu nuqtai nazardan, sun‘iy intellekt va mashina o‘rganish modellarining, xususan, neyron tarmoqlarining afzalligi aniq namoyon bo‘ladi.

Neyron tarmoqlar murakkab va no-chiziqli iqtisodiy bog‘liqliklarni avtomatik aniqlashga qodir va katta hajmdagi ma‘lumotlar bilan samarali ishlaydi.

Neyron tarmoqlarni boshqa bashorat usullari bilan solishtirganda bir qator aniq farqlar kuzatiladi:

- No-chiziqlikni o‘rganish: ARIMA va VAR modellar chiziqli bog‘liqliklarni tahlil qilsa, neyron tarmoqlar murakkab no-chiziqli munosabatlarni avtomatik aniqlash imkonini beradi.

•Ma'lumot hajmi bilan ishlash qobiliyati: An'anaviy modellar kichik hajmdagi ma'lumotlar bilan samarali bo'lsa, neyron tarmoqlar Big Data bilan ishlashda yuqori aniqlik ko'rsatadi.

•Uzoq muddatli prognozlash: LSTM va GRU modellari uzoq muddatli bashoratlarda barqaror natija beradi, ARIMA va VAR uzoq muddatli prognozlarda xatolikka moyil.

•Moslashuvchanlik: Neyron tarmoqlar yangi ma'lumotlar qo'shilganda o'zini qayta o'qitish orqali iqtisodiy sharoitlarning tezkor o'zgarishiga moslasha oladi, an'anaviy modellar esa ko'pincha yangilanish uchun butun modelni qayta sozlashni talab qiladi.

1.2-jadval

Bashorat usullarini taqqoslash

Bashorat usuli	Afzalliklar	Kamchiliklar	Ma'lumot hajmi	Muddat	Nochiziqlikni o'rganish
ARIMA	Oddiy, tushunarli	Uzoq muddatli xatolik	Kichik/ o'rta	Qisqa	Yo'q
VAR	Bir nechta o'zgaruvchilarni birgalikda prognozlash	No-chiziqli bog'liqlikni o'rganmaydi	O'rta	Qisqa/ o'rta	Yo'q
Ekspert baholash	Tezkor, tajribaga asoslangan	Sub'ektiv, xatoga moyil	Har qanday	Qisqa	Cheklangan
Neyron tarmoq (LSTM, GRU)	No-chiziqli bog'liqlik, katta hajm, uzoq muddat	Hisoblash xarajati yuqori, black-box	Katta	Uzoq	Ha

Solishtirishdan ko'rinib turibdiki, neyron tarmoqlar boshqa an'anaviy bashorat usullariga nisbatan aniq afzalliklarga ega. Ayniqsa, murakkab va no-chiziqli iqtisodiy jarayonlarda, katta hajmdagi ma'lumotlarda va uzoq muddatli prognozlashda ular yuqori aniqlik beradi. Shu bilan birga, neyron tarmoqlarni qo'llashda hisoblash xarajati, parametr tanlash murakkabligi va natijalarni tushuntirishdagi cheklovlar hisobga olinishi lozim. Amaliyotda, ko'pincha neyron tarmoqlar va an'anaviy modellarni kombinatsiyalash optimal natija beradi.

Metodologiya: Shuningdek, iqtisodiy bashoratlashda neyron tarmoqlardan foydalanish samaradorligini oshirish uchun ma'lumotlarning sifati va tayyorlanish bosqichi alohida ahamiyat kasb etadi. Amaliyot shuni ko'rsatadiki, modelning aniqligi ko'p jihatdan kirish ma'lumotlarining to'liqligi, aniqligi va moslashuvchanligiga bog'liq. Shu sababli, ma'lumotlarni oldindan qayta ishlash (data preprocessing) bosqichi bashoratlash jarayonining muhim tarkibiy qismi hisoblanadi. Ushbu bosqichda ma'lumotlarni normalizatsiya qilish, standartlashtirish, yo'qolgan qiymatlarni (missing values) to'ldirish hamda shovqinlarni kamaytirish ishlari amalga

oshiriladi.

Bundan tashqari, iqtisodiy vaqt qatorlarida ko‘pincha trend va mavsumiy komponentlar mavjud bo‘ladi. Ushbu komponentlarni ajratib olish va modelga mos ravishda uzatish prognoz aniqligini oshirishga xizmat qiladi. Masalan, differensiallash (differencing) usuli orqali vaqt qatorining stasionarligi ta‘minlanadi, bu esa neyron tarmoqlarning o‘rganish jarayonini soddalashtiradi.

Neyron tarmoqlarni iqtisodiy bashoratlashda qo‘llashda arxitektura tanlash muhim bosqich hisoblanadi. Eng keng tarqalgan arxitekturalar qatoriga ko‘p qatlamli perseptron (MLP), konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) va rekurrent neyron tarmoqlar (RNN) kiradi. Ayniqsa, vaqt qatorlari bilan ishlashda RNN, LSTM va GRU modellarining samaradorligi yuqori hisoblanadi. Ushbu modellar vaqt bo‘yicha bog‘liqliklarni saqlash va uzoq muddatli xotirani shakllantirish orqali murakkab dinamik jarayonlarni modellashtirish imkonini beradi.

So‘nggi yillarda iqtisodiy bashoratlashda e‘tibor markaziga tushgan yana bir muhim yondashuv — bu attention (e‘tibor mexanizmi) asosidagi modellar hisoblanadi. Ushbu mexanizm modelga vaqt qatorining muhim segmentlariga ko‘proq e‘tibor qaratish imkonini beradi. Natijada, model muhim iqtisodiy o‘zgarishlar va burilish nuqtalarini aniqlashda yuqori aniqlikni ta‘minlaydi.

Shuningdek, transformer arxitekturasi asosidagi modellar ham iqtisodiy bashoratlashda keng qo‘llanila boshladi. Transformer modellar parallel hisoblash imkoniyatiga ega bo‘lib, katta hajmdagi ma‘lumotlarni tezkor qayta ishlashga xizmat qiladi. Bu esa real vaqt rejimida iqtisodiy prognozlar ishlab chiqish imkoniyatini kengaytiradi.

Modelni o‘qitish jarayonida muhim masalalardan biri — bu overfitting muammosini oldini olishdir. Overfitting modelning o‘quv ma‘lumotlariga haddan tashqari moslashib qolishi natijasida yangi ma‘lumotlarda aniqlikning pasayishiga olib keladi. Ushbu muammoni hal qilish uchun dropout, regularizatsiya va kross-validatsiya usullaridan foydalaniladi. Dropout usuli neyronlarning ma‘lum qismini vaqtincha o‘chirib qo‘yish orqali modelni umumlashtirish qobiliyatini oshiradi.

Model natijalarini baholash bosqichi ham muhim ahamiyatga ega. Iqtisodiy bashoratlashda odatda MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Square Error) va MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ko‘rsatkichlaridan foydalaniladi. Ushbu metrikalar modelning aniqligini turli jihatlaridan baholash imkonini beradi. Masalan, RMSE katta xatolarga nisbatan sezgir bo‘lsa, MAPE foiz ko‘rinishida xatolikni baholash imkonini beradi.

Iqtisodiy bashoratlashda neyron tarmoqlarning yana bir muhim afzalligi — bu real vaqt rejimida ishlash imkoniyatidir. Zamonaviy iqtisodiy tizimlarda ma‘lumotlar doimiy ravishda yangilanib boradi. Neyron tarmoqlar esa yangi ma‘lumotlar asosida tezkor qayta o‘qitilib, prognozlarni yangilash imkonini beradi. Bu esa moliya bozorlari,

valyuta kurslari va aksiyalar narxini prognozlashda muhim ahamiyat kasb etadi.

Shu bilan birga, iqtisodiy bashoratlashda neyron tarmoqlardan foydalanishning samaradorligi ko'p jihatdan modelni to'g'ri sozlashga bog'liq. Giperparametrlarni optimallashtirish (hyperparameter tuning) jarayoni model aniqligini oshirishda muhim rol o'ynaydi. Bu jarayonda o'rganish tezligi (learning rate), qatlamlar soni, neyronlar soni va aktivatsiya funksiyalari kabi parametrlar tanlanadi.

Zamonaviy tadqiqotlarda avtomatlashtirilgan model tanlash (AutoML) texnologiyalari ham keng qo'llanilmoqda. AutoML yordamida optimal model va parametrlar avtomatik aniqlanadi, bu esa inson omilini kamaytiradi va natijalarning obyektivligini oshiradi.

Muhokama va natijalar: Iqtisodiy bashoratlashda neyron tarmoqlarni qo'llashning istiqbollari ham kengdir. Xususan, sun'iy intellekt va katta ma'lumotlar texnologiyalarining rivojlanishi ushbu yo'nalishda yangi imkoniyatlarni ochmoqda. Kelajakda neyron tarmoqlar yordamida yanada aniq va tezkor iqtisodiy prognozlar ishlab chiqish mumkin bo'ladi.

Shuningdek, neyron tarmoqlar asosida ishlab chiqilgan prognozlash tizimlarini iqtisodiy boshqaruv tizimlariga integratsiya qilish dolzarb masalalardan biri hisoblanadi. Bunday tizimlar qaror qabul qilish jarayonini avtomatlashtirish va optimallashtirish imkonini beradi.

Bundan tashqari, iqtisodiy bashoratlashda neyron tarmoqlardan foydalanish samaradorligini oshirish uchun ma'lumotlarning sifati va tayyorlanish bosqichi alohida ahamiyat kasb etadi. Amaliyot shuni ko'rsatadiki, modelning aniqligi ko'p jihatdan kirish ma'lumotlarining to'liqligi, aniqligi va moslashuvchanligiga bog'liq. Shu sababli, ma'lumotlarni oldindan qayta ishlash (data preprocessing) bosqichi bashoratlash jarayonining muhim tarkibiy qismi hisoblanadi. Ushbu bosqichda ma'lumotlarni normalizatsiya qilish, standartlashtirish, yo'qolgan qiymatlarni (missing values) to'ldirish hamda shovqinlarni kamaytirish ishlari amalga oshiriladi.

Iqtisodiy vaqt qatorlarida ko'pincha trend va mavsumiy komponentlar mavjud bo'ladi³. Ushbu komponentlarni ajratib olish va modelga mos ravishda uzatish prognoz aniqligini oshirishga xizmat qiladi. Masalan, differensiallash (differencing) usuli orqali vaqt qatorining stasionarligi ta'minlanadi⁴.

Neyron tarmoqlarni iqtisodiy bashoratlashda qo'llashda arxitektura tanlash muhim bosqich hisoblanadi. Eng keng tarqalgan arxitekturalar qatoriga ko'p qatlamli perseptron (MLP), konvolyutsion neyron tarmoqlar (CNN) va rekurrent neyron tarmoqlar (RNN) kiradi. Ayniqsa, vaqt qatorlari bilan ishlashda RNN, LSTM va GRU modellarining samaradorligi yuqori hisoblanadi.

³ Hamilton J. Time Series Analysis, 1994

⁴ Hyndman R. Forecasting Principles, 2018

1.3-jadval.

Neyron tarmoqlar arxitekturalarining taqqoslanishi

Model turi	Afzalligi	Qo'llanilish sohasi
MLP	Oddiy va universal	Umumiy prognozlash
CNN	Lokal naqshlarni aniqlaydi	Qisqa muddatli trendlar
RNN	Ketma-ketlikni o'rganadi	Vaqt qatorlari
LSTM	Uzoq muddatli xotira	Iqtisodiy prognoz
GRU	Tez va samarali	Real vaqt tizimlari

So'nggi yillarda iqtisodiy bashoratlashda e'tibor markaziga tushgan yana bir muhim yondashuv — bu attention mexanizmi hisoblanadi⁵. Ushbu mexanizm modelga muhim vaqt nuqtalariga e'tibor qaratish imkonini beradi. Natijada prognoz aniqligi oshadi.

Shuningdek, transformer modellar parallel hisoblash imkoniyati tufayli katta hajmdagi ma'lumotlarni tez qayta ishlash imkonini beradi.

Modelni o'qitish jarayonida muhim masalalardan biri — bu overfitting muammosini oldini olishdir. Ushbu muammoni hal qilish uchun dropout, regularizatsiya va kross-validatsiya usullaridan foydalaniladi⁶.

1.4-jadval.

Model optimallashtirish usullari

Usul	Tavsifi
Dropout	Neyronlarni vaqtincha o'chirish
Regularization	Modelni soddalashtirish
Cross-validation	Modelni tekshirish
Early stopping	Ortiqcha o'qitishni to'xtatish

Model natijalarini baholashda MAE, RMSE va MAPE ko'rsatkichlari qo'llaniladi. Ushbu metrikalar model aniqligini baholash imkonini beradi.

Iqtisodiy bashoratlashda neyron tarmoqlarning yana bir muhim afzalligi — bu real vaqt rejimida ishlash imkoniyatidir. Zamonaviy iqtisodiy tizimlarda ma'lumotlar doimiy ravishda yangilanadi va neyron tarmoqlar ushbu ma'lumotlar asosida prognozlarni tez yangilaydi.

Shu bilan birga, giperparametrlarni optimallashtirish model samaradorligini oshirishda muhim rol o'ynaydi. AutoML texnologiyalari yordamida optimal model avtomatik tanlanadi⁷. Zamonaviy tadqiqotlarda explainable AI (XAI) yondashuvlari

⁵ Vaswani A. Attention is All You Need, 2017

⁶ Hyndman R. Forecast Accuracy

⁷ AutoML Survey Papers

ham keng qo'llanilmoqda. SHAP va LIME usullari model natijalarini tushuntirish imkonini beradi.

Bundan tashqari, iqtisodiy tizimlar tashqi shoklarga sezgir bo'lib, pandemiya yoki moliyaviy inqirozlar model natijalariga ta'sir ko'rsatadi. Bunday holatlarda transfer learning va online learning yondashuvlari qo'llaniladi.

Kelajakda neyron tarmoqlar asosidagi iqtisodiy bashoratlash tizimlari yanada rivojlanib, real vaqt iqtisodiy monitoring tizimlariga integratsiyalashishi kutilmoqda.

Xulosa: Mazkur tadqiqotda iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashoratlashning nazariy asoslari, an'anaviy statistik modellar hamda sun'iy neyron tarmoqlarga asoslangan zamonaviy yondashuvlar tahlil qilindi. Tadqiqot natijalari shuni ko'rsatdiki, iqtisodiy jarayonlarning murakkablashuvi, ma'lumotlar hajmining ortishi va noaniqlik darajasining yuqoriligi sharoitida an'anaviy bashoratlash usullari ayrim cheklovlarga ega bo'lib, ularni yanada samarali texnologiyalar bilan to'ldirish zarurati yuzaga kelmoqda.

O'rganishlar natijasida sun'iy neyron tarmoqlar iqtisodiy ko'rsatkichlar o'rtasidagi murakkab va no-chiziqli bog'liqliklarni aniqlash, katta hajmdagi ma'lumotlarni qayta ishlash hamda uzoq muddatli prognozlarni shakllantirishda yuqori samaradorlikka ega ekanligi aniqlandi. Xususan, LSTM va GRU kabi rekurrent neyron tarmoqlar vaqt qatorlarini tahlil qilishda an'anaviy ARIMA va VAR modellariga nisbatan aniqroq natijalarni taqdim etishi mumkinligi ilmiy manbalar asosida asoslandi.

Tadqiqot davomida neyron tarmoqlarning asosiy afzalliklari sifatida moslashuvchanlik, o'z-o'zini o'rganish qobiliyati, shovqinli ma'lumotlar bilan ishlash imkoniyati va prognoz aniqligining yuqoriligi qayd etildi. Shu bilan birga, hisoblash xarajatlarining yuqoriligi, model parametrlarini tanlashning murakkabligi, overfitting xavfi hamda natijalarni iqtisodiy jihatdan izohlashdagi qiyinchiliklar ushbu texnologiyaning ayrim cheklovlari sifatida baholandi.

Shuningdek, iqtisodiy bashoratlash tizimlarida ma'lumotlarni sifatli tayyorlash, model arxitekturasini to'g'ri tanlash va giperparametrlarni optimallashtirish prognoz natijalarining aniqligiga bevosita ta'sir ko'rsatishi aniqlandi. Zamonaviy Attention mexanizmlari, Transformer arxitekturalari va AutoML texnologiyalarining rivojlanishi esa iqtisodiy prognozlashning yangi imkoniyatlarini yaratmoqda.

Umuman olganda, sun'iy neyron tarmoqlar iqtisodiy ko'rsatkichlarni bashoratlashning samarali va istiqbolli vositasi hisoblanadi. Ularning amaliyotga keng joriy etilishi iqtisodiy boshqaruv qarorlarining sifatini oshirish, moliyaviy risklarni kamaytirish hamda iqtisodiy rivojlanish strategiyalarini yanada asosli shakllantirishga xizmat qiladi. Kelgusida neyron tarmoqlarni katta ma'lumotlar texnologiyalari, bulutli hisoblash tizimlari va sun'iy intellektning yangi avlod modellari bilan integratsiyalash iqtisodiy bashoratlash samaradorligini yanada oshirish imkonini beradi.

Foydalanilgan adabiyotlar ro'yxati:

1. Box G.E.P., Jenkins G.M., Reinsel G.C., Ljung G.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. – 5th ed. – Hoboken: John Wiley & Sons, 2015.
2. Sims C.A. Macroeconomics and Reality // Econometrica. – 1980. – Vol. 48. – No. 1. – P. 1–48.
3. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. – 3rd ed. – Melbourne: OTexts, 2021.
4. Hamilton J.D. Time Series Analysis. – Princeton: Princeton University Press, 1994.
5. Haykin S. Neural Networks and Learning Machines. – 3rd ed. – New Jersey: Pearson Education, 2009.
6. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge: MIT Press, 2016.
7. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9. – No. 8. – P. 1735–1780.
8. Cho K., Van Merriënboer B., Gulcehre C., et al. Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation // Proceedings of EMNLP. – 2014.
9. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning // Nature. – 2015. – Vol. 521. – P. 436–444.
10. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., et al. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017. – Vol. 30.
11. Brown T., Mann B., Ryder N., et al. Language Models are Few-Shot Learners // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2020. – Vol. 33.
12. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. Statistical and Machine Learning Forecasting Methods: Concerns and Ways Forward // PLoS ONE. – 2018. – Vol. 13. – No. 3.
13. Oreshkin B.N., Carпов D., Chapados N., Bengio Y. N-BEATS: Neural Basis Expansion Analysis for Interpretable Time Series Forecasting // ICLR. – 2020.
14. Molnar C. Interpretable Machine Learning. – 2nd Edition. – Munich, 2022.
15. Lundberg S.M., Lee S.I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2017.
16. Ribeiro M.T., Singh S., Guestrin C. “Why Should I Trust You?” Explaining the Predictions of Any Classifier // ACM SIGKDD. – 2016.
17. Hutter F., Kotthoff L., Vanschoren J. Automated Machine Learning: Methods, Systems, Challenges. – Springer, 2019.
18. McKinsey & Company. The State of AI Report 2024. – New York: McKinsey Global Institute, 2024.

19. Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (HAI). AI Index Report 2024. – Stanford University, 2024.
20. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2021-yil 17-fevraldagi PQ–4996-son “Sun’iy intellekt texnologiyalarini jadal joriy etish uchun shart-sharoitlar yaratish chora-tadbirlari to‘g‘risida”gi Qarori.
21. O‘zbekiston Respublikasi Prezidentining 2024-yil 14-oktabrdagi PQ–358-son “Sun’iy intellekt texnologiyalarini 2030-yilgacha rivojlantirish strategiyasini tasdiqlash to‘g‘risida”gi Qarori.
22. Bekmurodov U., Absalamova D., Absalamova G. Artificial Intelligence Models for Economic Forecasting in Uzbekistan // Digital Economy and Innovative Technologies Journal. – 2023.
23. Hamidova F.P., Ahmedov R.M. Iqtisodiy ko‘rsatkichlarni prognozlashda sun’iy intellekt texnologiyalaridan foydalanish // Zamonaviy axborot texnologiyalari jurnali. – 2023.
24. Namazov G‘.Sh., Otajanov U. Big Data va mashinali o‘rganish asosida iqtisodiy ko‘rsatkichlarni prognozlash usullari // Iqtisodiyot va innovatsion texnologiyalar. – 2024.
25. Majidov E.A. Sun’iy neyron tarmoqlar yordamida iqtisodiy vaqt qatorlarini prognozlashning zamonaviy yondashuvlari // Axborot texnologiyalari va boshqaruv tizimlari. – 2024.